建物外観画像と深層学習を用いた建物単位の空き家判定手法の開発

奥村太郎*・寺田遣都・秋山祐樹***・宮田涼******

Development of a Building-Level Vacant House Detection Method Using Exterior Images and Deep Learning

Taro Okumura*, Kento Terada**, Yuki Akiyama***, Ryo Miyata******

Abstract: This study proposes a building-level method for vacant house detection using deep learning and exterior images captured with low-cost 360-degree cameras. Tanabe City (Wakayama Prefecture) and Maebashi City (Gunma Prefecture) were selected as case studies. A deep learning model based on VGG-16 was applied to classify buildings as vacant or non-vacant. Using only the Tanabe dataset, the model achieved 77.4% accuracy, though recall for vacant houses was limited to 42.9%. Incorporating Maebashi data improved performance to 79.5% accuracy and 51.8% recall. Extrapolation tests revealed strong regional effects: the Tanabe-trained model failed to detect most vacant houses in Maebashi (recall 0.8%), while the Maebashi-trained model detected more vacant houses in Tanabe (recall 77.9%) but often misclassified non-vacant houses (recall 38.4%). These results highlight the impact of data imbalance and regional characteristics. Expanding datasets and improving preprocessing will be essential to enhance generalization and support cost-effective municipal surveys for vacant house management.

Keywords: 深層学習（deep learning），空き家（vacant house），建物外観（building exterior），360 度カメラ（360 degree camera），空間結合（spital integration）

１．はじめに

１.１　研究背景

近年，日本では人口減少を背景に，全国的に空き家が増加し続けており，最新の住宅・土地統計調査（2024）によると 2023 年時点での全国における空き家の数は約 900 万戸，空き家率は 13.8%と過去最多となっている．特に管理水準の低下した空き家は，倒壊の危険性や景観の悪化といった様々な悪影響を周囲に及ぼす恐れがある．

こうした背景から空き家対策の推進を目的として 2015 年 5 月より「空き家対策の促進に関する特別措置法」が施行され，全国の自治体には空き家の所在や所有者の把握を目的とした調査が努力義務として課せられた．しかし，現状の空き家調査の手法の多くは，建物の外観を 1 棟ずつ確認する戸別目視が中心となっており，広域の調査には多くの時間と費用を要する．また戸別目視には判定基準が定められているが，調査結果は調査員の主観に左右されるため，調査結果の信頼性の担保も課題である．そのため，自治体全域の空き家の空間分布を迅速かつ安価に把握する技術が求められている．

１.２　既往研究

これまでに空き家の空間分布を把握する研究は数多く見られる．山下ほか（2015）は上下水道の使用量データを用いて，年代別に各地区の空き家数と空き家率を算出し，市域全体における空き家の発生状況及び分布を把握する手法を検討した．その結果，水道使用量データから空き家の分布や増加率を把握できることを明らかにした．また秋山ほか（2021）は，住民基本台帳や水道使用量データといった自治体が保有するデータと空き家の現地調査結果を用いて空き家の特徴を抽出し，市域全体の空き家分布推定を行っている．しかし，これらの研究で使用するデータは個人情報に該当するものも多く，その取得や活用が困難である．また，不動産登記情報を使用することで各建物の特性を詳しく把握できるが，同情報は高価かつ，使用する際に多くの制約があるため活用が難しい．

１.３　本研究の目的

そこで本研究では，既往研究で使用された制約を有するデータを用いることなく，市販の安価な 360°カメラで撮影した建物外観画像と空き家の現地調査結果を用いて

*　学生会員　東京都市大学建築都市デザイン学部（Tokyo City University）
〒158-0087　東京都世田谷区玉堤 1-28-1　E-mail：g2232019@tcu.ac.jp
**　学生会員　東京都市大学大学院総合理工学研究科（Tokyo City University）
〒158-0087　東京都世田谷区玉堤 1-28-1　E-mail：g2581638@tcu.ac.jp
***　正会員　東京都市大学建築都市デザイン学部（Tokyo City University）
〒158-0087　東京都世田谷区玉堤 1-28-1　E-mail：akiyamay@tcu.ac.jp
****非会員　元 東京都市大学建築都市デザイン学部（Tokyo City University）
〒158-0087　東京都世田谷区玉堤 1-28-1　E-mail：ryomiyataryo@gmail.com

深層学習モデルを構築し，空き家の特徴を自動抽出することで建物外観画像から空き家か非空き家かを判定する手法を開発することを目的とする．

2．本研究の対象地域と使用データ

2.1　研究対象地域の選定

研究対象地域は空き家対策に積極的かつ本研究の実施への協力が得られた和歌山県田辺市（以下「田辺市」）とした．また，平成 30 年度に実施された田辺市の空き家実態調査より，新旧様々な築年代の建物が存在し，空き家が数多く分布する，同市の江川地区と東陽地区を研究対象地域に設定した．さらに，田辺市のデータを他地域と統合した検証や外挿検証を行うため，自治体から空き家に関するデータの提供を受けた群馬県前橋市全域（以下「前橋市」）を追加の研究対象地域に設定した．

2.2　本研究で使用したデータ

本研究では表 1 に示すデータを使用した．空き家分布データは，2024 年に田辺市の江川地区および東陽地区の戸建て住宅を対象に，田辺市建設部建築課の協力の下，戸別目視で実施した現地調査により作成した．また，前橋市の空き家分布データについては，2016 年度に前橋市が空き家データベース作成を目的として実施した空き家調査結果を使用した．空き家の状態は，両市ともに A（流通中），B（流通可能），C（要補修），D（補修困難な特定空き家）の 4 段階で格納されている．一方，建物外観画像は，田辺市では現地で自動車に車載したカメラで撮影を行った（車両の両側面窓に 1 台ずつ設置）．ただし，車両走行が困難な狭小路はヘルメット上に装着した 1 台の 360°カメラを用いて徒歩で撮影を行った．図 1 に各カメラの撮影範囲の概略図を示す．一方，前橋市の建物外観画像は，株式会社ゼンリンが道路計測調査やカーナビ用道路データ収集を目的に自動車に搭載した 360°カメラから撮影した 360°画像（2018 年度）を使用した．

3．教師データの作成

3.1　空き家分布データの結合

まず，田辺市と前橋市の空き家分布データの情報を基盤地図に空間結合することで建物データを作成した．次に，建物外観画像の撮影地点の座標と，建物データの頂点座標を結合し，画像内の建物に位置情報を付与した．歪みが少ない建物外観画像を得るために，自動車から撮影する場合，カメラの方位の逆側を 0°とした時の 120°から 240°の間に位置し，撮影地点から 20m 以内の建物を対象とした．一方，ヘルメットから撮影する場合，進行方向逆側を 0°とした時の 90°または 270°の正面に位置し，撮影地点から 20m 以内の建物を対象とした（図 2）．また，前橋市では 360°カメラが計測車両の上部に装着されていることから田辺市のヘルメット撮影と同様の条件で，撮影地点から 15m 以内の建物を対象とした．また，両市とも複数の画像が対応する建物は，最も距離が近い画像のみを対象とした．その結果，田辺市では空き家の建物外観画像を 103 枚，非空き家の建物外観画像 315 枚取得できた．

表 1　本研究で使用するデータ

データ名	詳細情報
空き家分布データ	・対象地域：和歌山県田辺市・群馬県前橋市 ・データ内容：各建物の空き家判定情報
建物ポリゴンデータ	・使用データ：国土地理院基盤地図情報 ・データ内容：調査地域の全建物の位置と形状情報
住宅情報	・使用データ：株式会社ゼンリン住宅地図データベース「Zmap TOWN Ⅱ」 ・データ内容：対象地域内の全建物の位置情報および建物の重心座標
建物外観画像	田辺市： ・撮影機材：RICOH社 THETA X　・解像度：2752×5504ピクセル ・撮影間隔：6秒　・取得情報：各撮影画像の撮影地点の座標および撮影者の進行方向 前橋市： ・撮影機材：FLIR社　LadyBug3　・解像度：2700×5400ピクセル ・撮影間隔：2.5m　・取得情報：各撮影画像の撮影地点の座標および撮影者の進行方向

3.2　空き家分布データの結合

3.1 で作成した画像に対して，調査対象の建物データを用いて切り出し，分析対象となる個々の建物外観画像を作成した．まず，カメラ位値を基準に進行方向逆側にある座標と建物頂点座標が成す角度を算出し，その角度をピクセル値に変換することで建物範囲を求めた．

続いて，画像から建物領域のみを抽出し，モデル構築に利用可能な建物外観画像を作成した．まず，全画像に写るカメラ土台や計測車両内部を固定領域で除去した後，雲や日光で白く映る空の部分を除去し，画像内から建物部分のみを抽出した．さらに，前橋市の建物外観画像では，撮影地点から建物までの距離が遠く，建物が小さく写ることがあるため，最後に輝度を基準に画像内の高明度である空の部分を切り取り，建物部分のみを抽出した．以上の工程により，建物外観画像を作成した．

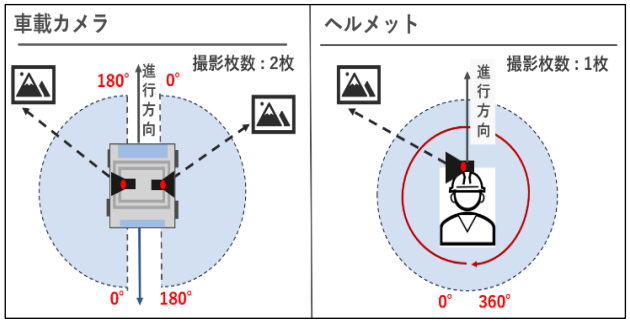


図 1　360°カメラの撮影範囲の概略図

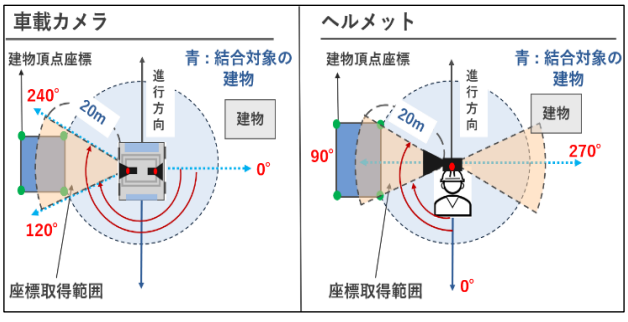


図 2　建物座標を取得する角度範囲の概略図

３.３　深層学習モデルの構築

最後に３.２で作成した建物外観画像を用いて空き家分類モデルを作成した．本研究では画像分類に優れた性能を持つ深層学習モデルである VGG-16（Simonyan et al.,2014）を用いて転移学習を行うことでモデルを構築した．建物外観画像に対し，空き家判定を受けた建物（状態 A～D 判定全ての空き家を含む）を空き家，それ以外の建物を非空き家として判定を付与した．さらに，得られた建物外観画像の 80%を訓練データ，20%をテストデータとしてランダムに分割し，モデルの学習を行った．

４．精度検証と考察

現地調査で取得した田辺市のデータのみで行った検証結果に基づく混同行列とラベル全体の評価指標による精度を表 2 に，各ラベルの評価指標による精度を表 3 に示す．表 2 の結果から 77.4%の正解率で空き家を分類することができた．また，F 値も 70.3%と特定のラベルに偏らず，安定した分類結果を得ることができた．一方，ラベルごとの評価では，非空き家の再現率 94.6%と高精度となった一方で，空き家は 42.9%と課題が残る結果となった．この結果の要因として，モデル構築時に使用した教師データにおいて，空き家のサンプル数が非空き家と比較して著しく少なかったことが挙げられる．このデータの不均衡によりモデルが非空き家を優先して予測する傾向を示したと考えられる．さらに，学習データには建物以外の要素が写り込んだ画像が多く含まれ，分類精度の低下に寄与した可能性がある．以上の結果から，教師データの増加や，360°画像から建物を切り出す精度の向上により，これらの課題に対応できるものと考えられる．

５．前橋市の建物外観画像を組み合わせた検証

本章では，前章の精度検証で見られた教師データの不足や建物切り出し精度の課題を解決するために前橋市の建物外観画像を組み合わせた検証を行う．

５.１　検証概要と方法

まず，田辺市の車載カメラから撮影した建物外観画像について，画像 1 枚につき建物 1 件のみを結合する手法からカメラの方位の逆側を 0°とした時，120°から 240°の間に位置する全ての建物を画像と結合する条件に変更した．しかしこの条件では，道路沿いの遠方に存在する建物と誤って結合される可能性があるため，撮影地点から 15m 以内に存在する建物のみに対象を限定した．この結果，空き家の画像を 122 枚，非空き家の画像を 372 枚取得することができた．次に，画像を切り出す段階では，結合により得られた画像の横幅のピクセル値を拡張する処理を行い，1 枚の画像に写る建物の面積を拡大し，特徴の抽出に有用な情報量を増加させた．さらに，モデルの学習データの充実を目的として，前橋市の建物外観画像（空き家 1,474 枚，非空き家 4,494 枚）を用いた教師データの増強を行った．このとき教師データの増強が判定精度に与える影響を検証するため，前橋市の空き家データを全て混合して検証を行った．なお，前橋市の空き家と非空き家の比率は田辺市の比率に合わせている．モデルの評価には交差検証を用いて，各データ分割における評価結果の一貫性を確認するとともに，モデル全体の健全性及び汎化性能を検証した．

５.２　精度検証と考察

前橋市のデータを組み合わせて検証した結果，79.5%の正解率が得られた．この結果から，データ量の増強によって分類精度が上昇することが確認できた．田辺市と前橋市の空き家データを混合した場合の検証結果に基づく混同行列およびラベル全体の評価指標による精度を表 4 に，各ラベルの評価指標による精度を表 5 に示す．表 4 の結果から調査地域全体の分類において，正解率 79.5%，F 値 71.1%と特定のラベルに偏らず，安定した分類結果を得ることができた．さらにラベルごとの評価を見ると，非空き家の再現率は 88.6%に対し，空き家の再現率は 51.8%であり，田辺市単体で構築した空き家分類モデルと比較して，空き家の予測精度が一定程度向上していることが確認できた．

表 2　混合行列による精度検証（田辺市のみの場合）

		非空き家	空き家
真値	非空き家	53	3
	空き家	16	12
正解率 (%)		77.4	
適合率 (%)		78.4	
再現率 (%)		68.8	
F値 (%)		70.3	

表 3　ラベル別の評価指標結果（田辺市のみの場合）

	非空き家	空き家
適合率 (%)	76.8	80.0
再現率 (%)	94.6	42.9
F値 (%)	84.8	55.8

表 4　混合行列による精度検証（前橋市を組み合わせた場合）

		非空き家	空き家
真値	非空き家	4313	553
	空き家	769	827
正解率 (%)		79.5	
適合率 (%)		72.4	
再現率 (%)		70.2	
F値 (%)		71.1	

表 5　ラベル別の評価指標（前橋市を組み合わせた場合）

	非空き家	空き家
適合率 (%)	84.9	59.9
再現率 (%)	88.6	51.8
F値 (%)	86.7	55.6

６．外挿検証

本章では，モデルの汎化性能を検証するため，田辺市と前橋市の 2 つの対象地域間での外挿検証を行った．

６.１　検証方法

外挿検証では，田辺市のデータのみを教師データとして学習したモデル（以下「田辺市モデル」）に対し，前橋市の全データを評価用データとして検証をする場合と，前橋市のデータのみを教師データとして学習したモデル（以下「前橋市モデル」）に対し，田辺市の全データを評価用データとして検証する場合の 2 通りを実施した．評価指標は第 5 章と同様に正解率，適合率，再現率，F 値を算出し，さらに混同行列により予測の傾向を分析した．

６.２　精度検証と考察

田辺市モデルの外挿検証の結果に基づく混同行列およびラベル全体の評価指標による精度を表 6 に，各ラベルの評価指標による精度を表 7 に示す．表 6 の結果から正解率が 75.1%，F 値が 43.7%を得ることができた．ラベルごとの評価を見ると，非空き家の再現率は 99.4%に対し，空き家の再現率は 0.8%と著しく低く，田辺市モデルは前橋市のほとんどの空き家を非空き家と誤分類される傾向が確認された．

前橋市モデルの外挿検証の結果に基づく混同行列およびラベル全体の評価指標による精度を表 8 に，各ラベルの評価指標による精度を表 9 に示す．表 8 の結果から正解率が 48.2%，F 値が 47.7%を得ることができた．ラベルごとの評価を見ると非空き家の再現率は 38.4%と低かったが，空き家の再現率は 77.9%と比較的高く，前橋市モデルは田辺市の空き家を捉える傾向が強い一方で，非空き家の誤分類が多く発生した．以上のことから外挿検証の結果，両ケースとも交差検証時と比較し，精度は大きく低下した．これは，前橋市は太平洋戦争末期の空襲で市街地の大部分が焼失し，その後に再建された建物が多く，またその後も建物の更新が数多く見られる都市であることに対し，田辺市は空襲を受けておらず，戦前からの古い建物が数多く現存しているという地域差による影響が顕著に現れた結果であると考えられる．

表 6　混合行列による精度検証（田辺市モデル）

		非空き家	空き家
真値	非空き家	4468	26
	空き家	1462	12
正解率 (%)		75.1	
適合率 (%)		53.5	
再現率 (%)		50.1	
F値 (%)		43.7	

表 7　ラベル別の評価指標（田辺市モデル）

	非空き家	空き家
適合率 (%)	75.3	31.6
再現率 (%)	99.4	0.8
F値 (%)	85.8	1.6

表 8　混合行列による精度検証（前橋市モデル）

		非空き家	空き家
真値	非空き家	143	229
	空き家	27	95
正解率 (%)		48.2	
適合率 (%)		56.7	
再現率 (%)		58.2	
F値 (%)		47.7	

表 9　ラベル別の評価指標（前橋市モデル）

	非空き家	空き家
適合率 (%)	84.1	29.3
再現率 (%)	38.4	77.9
F値 (%)	52.8	42.6

７．おわりに

本研究では田辺市を対象に，市販の安価な 360°カメラで撮影した建物外観画像を用いて，建物単位で空き家判定を行う手法として，深層学習による空き家分類モデルの構築および精度検証を行った．その結果，田辺市単体では 77.4%の正解率で空き家の判定が可能であることが確認されたが，空き家の再現率は低く，改善の余地があることが分かった．さらに，前橋市の建物外観画像を組み合わせて交差検証を行った結果，調査地域全体では 79.5%の正解率を達成し，F 値も 71.1%を示したことから，汎用的かつ高精度に空き家分布を推定できる可能性が示された．一方，田辺市と前橋市で外挿検証を行った結果、田辺市モデルでは 75.1%，前橋市モデルでは 48.1%の正解率に留まり，いずれのモデルもラベルごとの精度に偏りが生じ，モデルの性能低下が確認された．

今後は，外挿検証において 4 段階に分けられた空き家のうち，まずは C（要補修）と D（補修困難な特定空き家）といった対応が必要な空き家を判定するモデルを構築し，段階的に分類項目を拡張していくことで精度の向上を目指す．また，別都市のデータを加えてモデルの適用範囲を拡張し，高い汎用性を持つモデルの構築を進めることで，自治体における効率的かつ実用的な空き家対策調査手法としての可能性の提示を目指す．

参考文献

総務局統計局（2023）令和 5 年住宅・土地統計調査 住宅数概要集計（速報集計）結果．<https://www.stat.go.jp/data/jyutaku/2023/pdf/g_kekka.pdf>．（2025.8.15.閲覧）

山下伸・森本章倫（2015）地方中核都市による空き家の発生パターンに関する研究.「都市計画論文集」, Vol.50, No.3, 932-937.

秋山祐樹・冨田健人・水谷昂太郎・馬場弘樹（2024）自治体保有データと機械学習を活用しいた非空き家住宅の特定による空き家現地調査の負担軽減方法の提案―群馬県前橋市における事例―,「GIS－理論と応用」, 32 (1), 13-24.

Simonyan, K. and Zisserman, A. (2014) Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition, “arXiv”, 1409.1556.